

宏梦云, 张艳, 黄莉, 等. 作物病状的可见光图像评价指标综述[J]. 江苏农业学报, 2025, 41(9): 1860-1872.

doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2025.09.021

作物病状的可见光图像评价指标综述

宏梦云¹, 张艳^{1,2}, 黄莉¹, 周兴娇¹, 庞浩², 黄人帅¹

(1. 贵阳学院/贵州省教育厅农产品无损检测工程研究中心, 贵州 贵阳 550005; 2. 贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要: 作物病害是农业生产中的不利影响因素, 可造成作物品质和产量受损, 甚至绝收。可见光成像技术具有操作简单、成本低、效率高等优点, 已成为作物病害检测中的关键技术手段。本文综述了作物的生物胁迫性病害的一般发病机理, 以及借助可见光图像识别作物病害的生物学基础。此外, 本文结合可见光图像特征在作物病状检测和识别中的应用情况, 概述了纹理特征和颜色特征 2 类常见可见光图像病状评价指标, 并总结了不同颜色特征及纹理特征在作物病状可见光图像识别中的优点及局限性。最后, 提出了基于可见光图像特征的作物病状评价指标研究目前存的问题, 并提出展望, 为构建更精准的作物病害评价指标体系及病害检测和识别模型提供参考。

关键词: 作物病状; 病状评价指标; 纹理特征; 颜色特征; 可见光图像

中图分类号: S435; TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2025)09-1860-13

Summary of visible light image evaluation indicators of crop disease symptoms

HONG Mengyun¹, ZHANG Yan^{1,2}, HUANG Li¹, ZHOU Xingjiao¹, PANG Hao², HUANG Renshuai¹

(1. Guiyang University/Agricultural Products Nondestructive Testing Engineering Research Center, Guizhou Provincial Department of Education, Guiyang 550005, China; 2. School of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Crop diseases are adverse factors in agricultural production, which can cause damage to crop quality and yield, or even total crop failure. Visible light imaging technology has the advantages of simple and easy operation, low cost and high efficiency, and has become a key technical means in crop disease detection. This paper summarized the general pathogenesis of crop biostress diseases, and the biological basis of visible light image recognition of crop diseases. In addition, combined with the application of visible light image features in crop disease detection and recognition, this paper summarized two common visible light image disease symptom evaluation indicators of texture features and color features, and generalized the advantages and limitations of different color features and texture features in identification of crop disease symptoms through visible light image recognition. Finally, the problems in researches of evaluation indicators for crop disease symptoms based on visible light image features were proposed, and the prospect was put forward to provide reference for the construction of more accurate crop disease evaluation index system as well as detection and identification model.

Key words: crop disease symptoms; disease symptom evaluation index; texture characteristics; color characteristics; visible light image

收稿日期: 2024-11-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(62265003, 62141501)

作者简介: 宏梦云(2001-), 女, 贵州安顺人, 硕士研究生, 研究方向为农作物病害检测。(E-mail) 2897924116@qq.com

通讯作者: 张艳, (E-mail) Eileen-zy001@sohu.com

真菌、细菌和病毒是常见的作物病害病原体, 可通过昆虫、雨水、风等媒介传播, 损害作物的叶片及果实, 造成经济损失。作物病害检测识别技术的研究对病害精准防治、降低经济损失、保障食品安全具有重要意义。

与传统检测方法相比,可见光成像技术具有非接触性无损检测、低成本、高效率、适用范围广、自动化程度高等优势,被广泛应用于作物病害检测领域。

目前,国内外均开展了可见光成像技术在作物病状检测识别方面的相关研究^[1-4]。可见光成像技术被用于同种作物的不同病状识别、区分以及健康作物与患病作物的识别等方面^[5-7],在农业生产中有巨大的应用潜力。

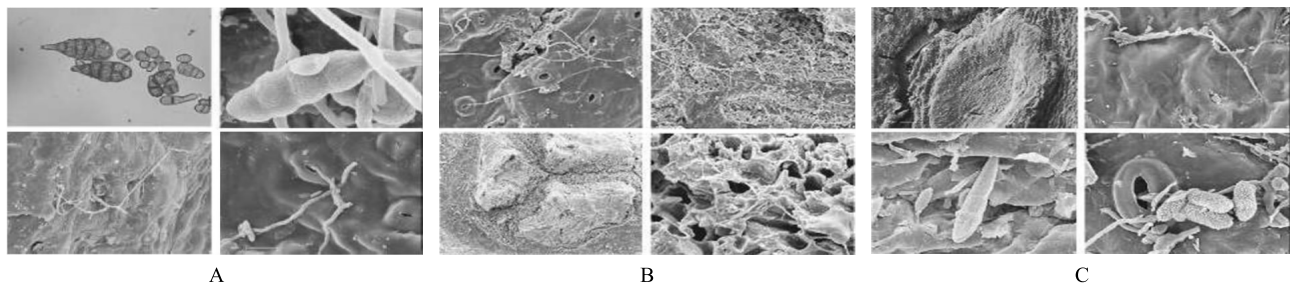
尽管现阶段已有不少关于作物病状检测识别的文献综述,但多集中于深度学习模型的应用研究^[8-9],对可见光图像评价指标的系统性总结和深入分析尚显不足。因此,本文以作物病状可见光图像评价指标为切入点,拟着重介绍颜色矩、颜色直方图、颜色空间等颜色特征以及灰度共生矩阵(GLCM)特征参量、局部二进制模式(LBP)特征等纹理特征在作物病状识别中的应用情况,总结常用特征指标在作物病状识别研究中的优势及局限性。此外,本文拟基于颜色特征与纹理特征评价指标应用现状,提出现有作物病状可见光图像评价指标研究在多样化病状识别、病状特征提取与表征、评价指标体系构建方面的不足,并针对性地提出未来的主要研究方向,以期为解决当前作物病状识别研究中的问题提供新思路。

1 作物病状的可见光图像识别机理

根据植物病理学的微观机理,病原菌侵染作物

通常包括侵入前期、侵入期、潜育期、发病期 4 个阶段^[10]。在侵入前期,病原孢子、休眠体萌发,与寄主作物的感病部位接触,产生侵入丝或者侵染钉,以便成功侵入作物。在侵入期,病原物转入生长状态,侵染钉通过气孔、水孔、伤口等植物组织上的孔隙穿透作物表皮,侵入到作物体内,与寄主建立寄生关系。在潜育期,病原物与寄主作物建立寄生关系,从寄主作物体内获取营养物质,进行繁殖。潜育期病状信息微弱,需借助机器视觉^[11-12]、植物检疫检验^[13]等方法进行潜育期病状的检测识别。在发病期,病原菌占据作物组织并利用寄主作物组织内的营养物质进行大量生长繁殖,在寄主作物上完成定殖,对寄主作物的危害加重,作物出现病状。不同感染阶段对应的病原及寄主作物的微观结构变化如图 1 所示。

图 1 展示了病原侵染过程中病原孢子萌发及侵入结构的形成、病原入侵、病原在寄主作物上定殖的微观图像,印证了作物一般发病过程中病原的特征。同时,可以观察到寄主作物的微观变化,病原萌发期间,病原附着在寄主作物的表皮;病原形成侵入结构后继续朝作物气孔或细胞间隙生长,在寄主作物组织上形成菌丝网,病原菌丝产生的有毒物质使寄主作物细胞壁受损;随着侵染过程的进行,病原在寄主作物表皮上定殖,并充满作物表皮细胞,寄主作物的细胞器被严重破坏。



A:病原孢子萌发及侵染钉的形成;B:病原入侵;C:病原定殖。

图 1 病害感染过程中的病原及寄主作物的微观结构变化^[14]

Fig.1 Pathogen and host crop microstructural changes during disease infection^[14]

图 2 为寄主作物随病程演变的可见光图像。由图 2 可见,病原在不同病程时期对寄主作物的微观结构影响存在差异,相应的宏观特征影响也有所不同。在侵入前期,作物尚未受到病害侵染,处于健康状态,其可见光图像颜色均匀,无病斑或异常色变;在侵入期,病原菌开始侵入作物体内,尚未引起作物外观的

显著变化,此阶段的可见光图像与健康作物的图像高度相似,难以区分;在潜育期,病原菌在作物体内潜伏并繁殖,但病害症状仍不明显,与健康作物可见光图像无明显差异;在发病期,病原菌在作物体内大量繁殖,作物出现黑褐色轮纹病斑,与健康作物可见光图像差异显著,可据此特征区分健康作物与患病作物。

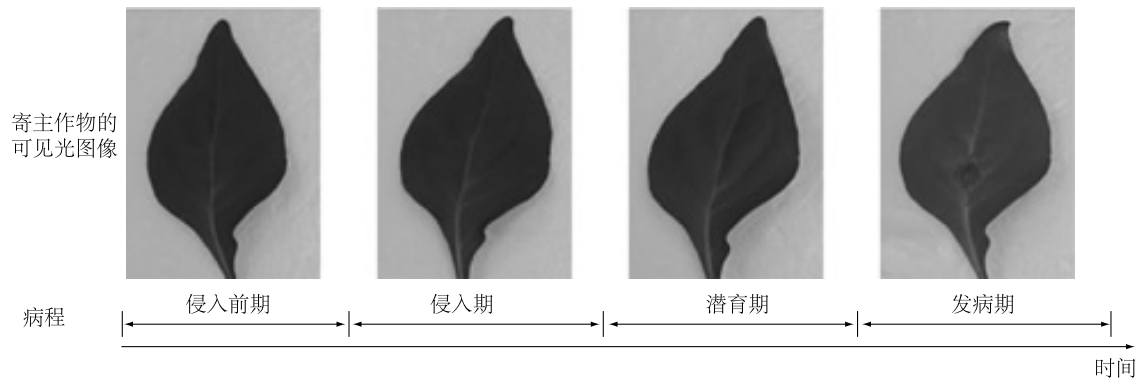


图 2 寄主作物随病程演变的可见光图像表征

Fig.2 Visible light image characterization of the host crop evolving with the disease course

结合图 1 和图 2 可知,基于作物的微观发病机理,作物染病后的微观变化为细胞器结构被破坏。随着病程演变作物在宏观上多表现为颜色等形态变化^[15],这些变化因病害种类的不同而存在差异^[16],可根据叶片、果实等作物器官的颜色和质地的症状变化,实现大多数作物病害的检测和识别。

不同波段的光对作物生理特性的影响存在差异性(图 3),其中,在可见光波段(400~700 nm)的反射率可反映叶片色素信息^[17],色素与作物健康状态

存在一定的关联性,因此可通过叶片色素信息推断作物的生理状况。健康作物中因存在叶绿素、胡萝卜素等光活性色素的强吸收,导致作物对光的反射率较低;随着病害程度的加剧,作物叶片的光学特性发生变化^[18],在蓝光波段(450~520 nm)和绿光波段(580~570 nm)作物对光的吸收强度减弱、反射率增强。因此,在可见光波段下,可通过作物呈现的颜色初步判断作物的健康状况。

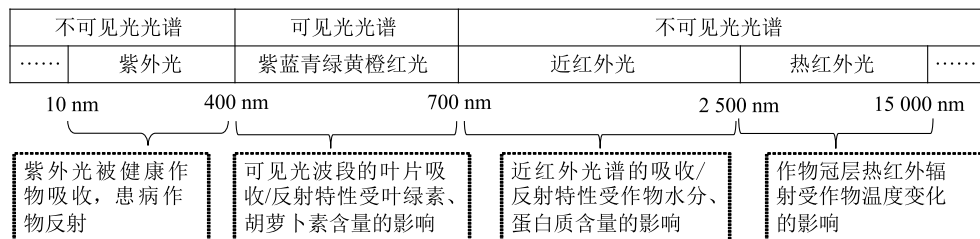


图 3 不同波段光对作物生理特性的影响

Fig.3 Effect of light in different bands on the physiological characteristics of crop plants

然而,仅凭人眼观察作物表观变化识别病害存在主观局限性,而传统的生化检测方法可能对作物造成损伤且检测成本较高。相较主观经验与传统生化检测方法而言,可见光成像技术是一种客观、无损、成本低的机器视觉检测方法,通过采集作物的可见光图像,利用图像处理算法提取与病害相关的颜色、纹理等特征^[19-21],结合机器学习或深度学习算法进行分类识别,从而判断作物的感染状况以及病害类型。

2 基于可见光图像特征的作物病状研究进展概述

目前,国内外均开展了基于作物发病后的颜色、

纹理等宏观病状特征的可见光图像识别研究,并取得了较高的识别准确率。

2.1 颜色特征的应用研究进展

Damayanti 等^[22]针对 Pamekasan 和 Sumenep 2 个品种烟草的卷曲、虫洞等异常形态开展了可见光图像检测识别研究,以颜色矩作为病状特征评价指标,对 2 个品种烟草的虫害识别准确率分别为 88.2%、84.4%,但是该方法将边缘被毛虫咬伤的叶片误判为正常形态,存在一定局限性。

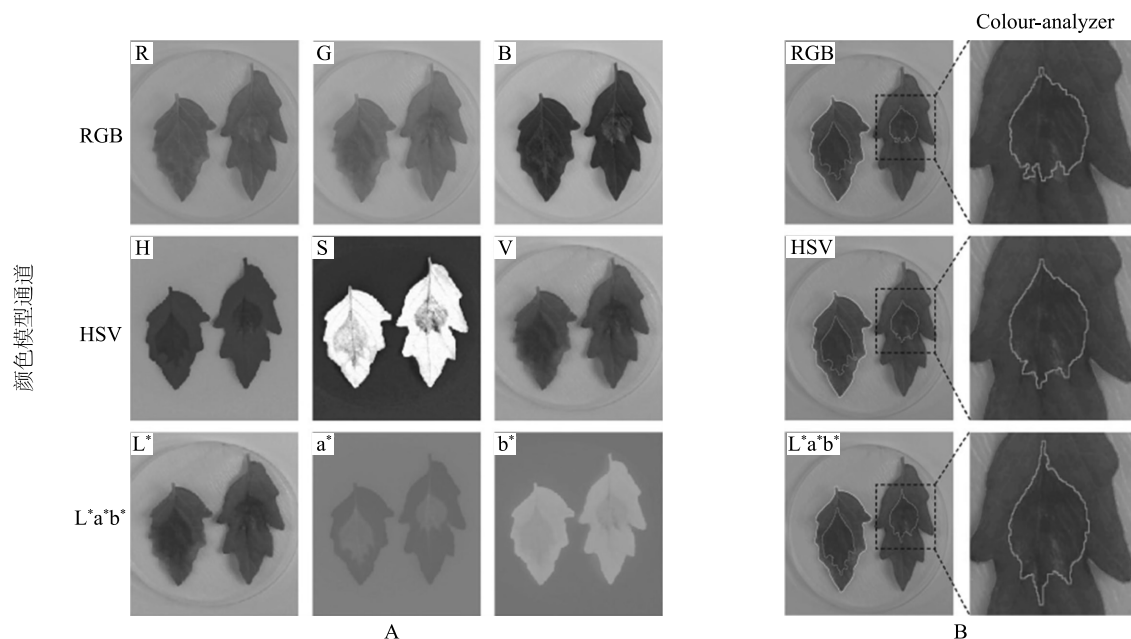
Khan 等^[23]针对健康葡萄叶片与感染黑麻疹、黑腐病和叶枯病 3 种病害的葡萄叶片图像进行检测分类,分别以明度-红绿色度-黄蓝色度($L^* a^* b^*$)、

红-绿-蓝 (RGB)、亮度-蓝色色度-红色色度 (YCbCr) 等颜色空间为病状特征评价指标,以支持向量机 (SVM) 为分类器,结果显示, $L^*a^*b^*$ 模型分类准确率最高,为 90.63%。然而,当葡萄叶片上的病斑呈现不同形状和颜色时,该方法的病害区分能力存在一定局限性。

Loranger 等^[24] 针对人工测量直径法主观性强、平方计数法效率低等传统病变面积量化存在的问题,提出基于 RGB、色调-饱和度-明度 (HSV)、 $L^*a^*b^*$ 3 种不同颜色空间模型的作物叶片健康区

域与患病区域分离方法,如图 4 所示。

图 4A 为 RGB、HSV、 $L^*a^*b^*$ 3 种模型的颜色通道的分离情况^[24]。结果表明,输入相同的图像, $L^*a^*b^*$ 颜色模型的红绿通道 (a^*)、黄蓝通道 (b^*) 对患病组织和健康组织的区分效果较好,因此,利用红绿通道 (a^*) 和黄蓝通道 (b^*) 量化病斑面积,利用色调 (H) 和饱和度 (S) 通道量化叶片面积,构建了颜色分析仪 (Colour-analyzer) 系统,为后期农作物种植过程中的病斑定位、病程量化提供技术支撑。



A: RGB、HSV 和 $L^*a^*b^*$ 颜色模型通道的分离; B: 使用颜色分析仪系统中的 3 种颜色模型进行病变识别。RGB、HSV 和 $L^*a^*b^*$ 为颜色模型; R: 红色; G: 绿色; B: 蓝色; H: 色调; S: 饱和度; V: 明度; L^* : 明度; a^* : 红绿色度; b^* : 黄蓝色度。Colour-analyzer: 颜色分析仪。

图 4 RGB、HSV、 $L^*a^*b^*$ 颜色模型及颜色分析仪对番茄叶片病变区域的分离对比^[24]

Fig.4 Comparison of RGB, HSV and $L^*a^*b^*$ colour models and colour-analyzer in the segmentation of lesion areas on tomato leaves^[24]

与单一角度评价指标相比,多维度病状特征评价指标联用一般能获得更高的病害识别准确率。

Luna-Benoso 等^[25] 针对番茄病害类型的分类识别问题,提出一种基于 HSV 颜色模型色相分量阈值

分割与灰度共生矩阵 (GLCM) 纹理特征相结合的分类识别方法,识别准确率达 97.39%。通过 HSV 颜色模型的色相分量阈值化处理,分别建立了晚疫病、花叶病和叶斑病的阈值函数 [公式 (1) ~ 公式 (3)]。

$$H_{\text{lateblight}}(\theta) = \begin{cases} 1(\text{感病}), & \text{if } 1 \leq \theta \leq 80 \text{ or } 170 \leq \theta \leq 360 \\ 0(\text{健康}), & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

$$H_{\text{mosaicvirus}}(\theta) = \begin{cases} 1(\text{感病}), & \text{if } 1 \leq \theta \leq 33 \text{ or } 100 \leq \theta \leq 360 \\ 0(\text{健康}), & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$H_{\text{septoria}}(\theta) = \begin{cases} 1(\text{感病}), & \text{if } 1 \leq \theta \leq 59 \text{ or } 256 \leq \theta \leq 360 \\ 0(\text{健康}), & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

Nagi 等^[26] 针对玉米、葡萄和番茄等作物病害识

别问题,以模糊灰度共生矩阵 (GLCM) 纹理特征-模

糊颜色直方图作为病状评价指标,作物病害识别准确率为 95.68%。

颜色特征作为作物病害可见光图像的重要评价指标之一,展现出显著的有效性和广阔的应用前景。利用颜色直方图、颜色矩以及 RGB、HSV、 $L^*a^*b^*$ 等不同颜色特征评价指标,已实现对多种作物病害的有效检测与识别。然而,不同特征都有其优势和局限性。颜色矩虽能在一定程度上识别作物叶片的非正常形态,但在识别边缘被咬伤的叶片时存在误判现象;而 $L^*a^*b^*$ 颜色模型在葡萄病害检测和识别中表现出较好的性能优势,但在识别复杂病斑时仍存在局限性。此外,颜色特征与其他不同维度的病状特征评价特征结合,可获得更为理想的分类识别效果。尽管颜色特征在作物病害检测和识别中已经展现出了广阔的应用前景,但仍需不断探索和优化相似特征提取方法,以适应不同作物、不同病状特征的复杂情况。

2.2 纹理特征的应用研究进展

纹理特征作为表征作物染病后表型变化的重要指标,已被广泛应用于烟草、番茄、水稻等作物病害的检测与识别中。

2.2.1 GLCM 纹理特征应用研究进展 Damayanti 等^[22] 针对烟草品种 Pamekasan、Sumenep 的卷曲、虫洞这 2 种异常形态的检测识别问题,分别以这 2 种烟草的可见光图像 GLCM 纹理特征为病状特征评价指标,对 Pamekasan 品种烟草虫害的识别准确率为 71.1%,对 Sumenep 品种烟草虫害的识别准确率为 73.3%。将与颜色特征作为病状评价指标相比,以纹理特征为病状评价指标的识别准确率较低,这可能是不同特征评价指标与病状的相关性不同或者采集环境差异等因素所导致的。

Khadidos^[27] 针对不同生物环境下植物病害叶片图像的分类识别问题,利用 GLCM 纹理特征进行检测和识别,SVM 分类器的识别准确率 $\geq 60\%$,而使用投票分类 (Voting) 的识别准确率 $\geq 86\%$,不同分类器的识别性能存在显著差异。Saha 等^[28] 针对水稻病害识别问题,提出了一种基于 GLCM 纹理特征和统计特征的检测识别系统,该系统克服了人工识别中主观性强等局限,实现了对叶枯病、鞘腐病、叶瘟病等常见稻叶病害图像的高精度识别,但由于叶瘟病和褐斑病在病状上高度相似,导致结果出现了一定程度的误判现象。Agusta

等^[29] 针对番茄细菌病、花叶病、晚疫病等病害类型,利用 GLCM 纹理特征进行分类识别,识别准确率为 79%。赵坚等^[30] 针对番茄早疫病的快速准确识别问题,分别计算了健康番茄叶片样本和接种茄链格孢菌的番茄叶片样本的可见光图像基于 HSV 通道的颜色矩与 GLCM 纹理特征,旨在探究健康番茄叶片样本和接种茄链格孢菌的样本的颜色特征与纹理特征差异,实现番茄早疫病的判别,具体计算结果如表 1、表 2 所示。

由表 1 可见,健康样本与接种样本基于饱和度 (S) 通道和基于明度 (V) 通道的一阶矩特征表现出的差异较其他特征差异更为明显;由表 2 可见,在 GLCM 的对比度 (Con)、差异性 (Dis)、同质性 (Hom)、相关性 (Cor)、角二阶矩 (ASM) 等特征参量中,健康样本与接种样本的 Con 表现出最大的差异性,可为其他作物的病害识别提供参考。

GLCM 纹理特征在病害识别中的应用广泛且有效,通过量化像素间的空间关系,能够有效表征病害引起的叶片粗糙度增加、方向改变、对比度变化等特征变化,但对于存在高度相似病状的不同病害识别仍存在一定局限性。同时,GLCM 特征的有效性受到病害种类多样性、目标识别作物的品系、所选分类算法、特征选择等因素影响。

表 1 番茄叶片健康样本与接种样本的颜色特征比较^[30]

Table 1 Comparison of color characteristics between healthy and inoculated samples^[30]

颜色特征	健康样本特征均值	接种样本特征均值	Difc
Mean-H	11.99	11.90	0.09
Mean-S	54.58	53.90	0.68
Mean-V	53.55	52.88	0.67
Std-H	19.46	19.56	0.10
Std-S	85.53	85.18	0.35
Std-V	84.57	84.13	0.44
Ske-H	24.40	24.88	0.48
Ske-S	95.43	95.48	0.05
Ske-V	93.69	93.50	0.19

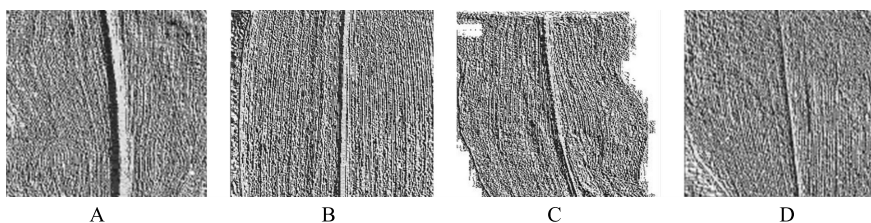
Mean-H、Mean-S、Mean-V 分别表示色调 (H) 通道、饱和度 (S) 通道、明度 (V) 通道的一阶矩;Std-H、Std-S、Std-V 分别表示色调 (H) 通道、饱和度 (S) 通道、明度 (V) 通道的二阶矩;Ske-H、Ske-S、Ske-V 分别表示色调 (H) 通道、饱和度 (S) 通道、明度 (V) 通道的三阶矩。Difc 表示健康番茄叶片样本与接种茄链格孢菌的样本相应颜色特征平均值的差值。

表 2 番茄叶片健康样本与接种样本纹理特征比较^[30]Table 2 Comparison of texture characteristics between healthy and inoculated tomato leaf samples^[30]

纹理特征	健康样本特征均值	接种样本特征均值	<i>DijT</i>
<i>Con</i>	33.84	42.07	8.23
<i>Dis</i>	0.89	0.93	0.04
<i>Hom</i>	0.84	0.84	0
<i>Cor</i>	0.99	0.99	0
<i>ASM</i>	0.50	0.50	0

Con、*Dis*、*Hom*、*Cor*、*ASM* 分别表示灰度共生矩阵 (GLCM) 的对比度、差异性、同质性、相关性、角二阶矩; *DijT* 表示健康番茄叶片样本与接种茄链格孢菌的样本相应纹理特征平均值的差值。

2.2.2 局部二进制模式 (LBP) 纹理特征应用进展



A: 健康叶片; B: 枯萎病叶片; C: 锈病叶片; D: 灰斑病叶片。

图 5 健康叶片与患病叶片的局部二进制模式 (LBP) 特征图像^[32]Fig.5 Characteristic images of local binary pattern (LBP) of healthy and diseased leaves^[32]

Dhar 等^[33] 针对玉米叶片病害分类问题进行了研究,以 LBP 特征与全局特征作为病状特征评价指标。结果显示, Adaboost 分类器的识别准确率为 83.4%,最近邻 (KNN) 分类器的识别准确率为 86.9%,支持向量机 (SVM) 分类器的识别准确率为 92.6%。Bhagat 等^[34] 针对健康甜椒与患病甜椒的识别问题,在检测对象、分类器相同的条件下,单独使用 LBP 纹理特征作为病害特征评价指标时,分类准确率仅为 78.11%;而以 LBP 特征与 VGG-16 特征的融合特征作为病害特征评价指标时的病害识别准确率显著提升至 99.75%。

LBP 纹理特征作为作物病状检测识别中的特征指标,在实际应用中发挥了重要作用。作为一种有效的图像纹理描述方法, LBP 特征可被单独用于多种作物的病害检测与分类,还可与其他特征相结合,以进一步提升病害识别的准确性和鲁棒性。通过优化参数设置和特征融合策略,有效解决分类模型的欠拟合和过拟合问题,提高模型的病状识别性能。特别是在与深度学习 VGG-16 特征融合后,病害识

局部二进制模式纹理特征作为病状评价指标,已在辣椒、玉米、苹果等多种作物病状检测和识别中得到广泛应用。Almadhor 等^[31] 研究健康番石榴与患溃疡病、斑点病、锈病、木乃伊化的番石榴的检测分类,结果表明,在相同的参数和分类器条件下,相较于单一特征,颜色-纹理特征组合表现出显著优势。同时,通过最优参数设置融合直方图和局部二进制模式 (LBP) 特征向量,有效解决了 Fine KNN、boosting Tree 和 Bagged Tree 模型欠拟合和过拟合问题。Rachmad 等^[32] 针对玉米灰斑病、枯萎病、锈病等病害,以 LBP 特征作为病状评价指标进行病害分类识别,结果表明,健康叶片与患病叶片的 LBP 纹理特征存在一定差异 (图 5),分类识别准确率为 81.1%。

别的准确率得到显著提升,可见 LBP 特征在复杂病害识别任务中的互补性和应用潜力。

3 作物病状的可见光图像常见评价指标概述

本文基于可见光图像特征在作物病状检测识别中的应用情况,系统梳理了常用的作物病状特征评价指标。颜色特征作为表征物质表面光学性质的重要指标,是作物病害识别的关键特征之一。常用的颜色特征评价指标包括颜色矩、颜色空间、颜色直方图等^[35-37];常用的纹理特征评价指标包括灰度共生矩阵 (GLCM)、局部二进制模式 (LBP) 等。

3.1 作物病状的颜色特征评价指标

3.1.1 颜色直方图 颜色直方图通过计算并统计图像中各颜色通道或颜色组合上像素的频次,将这些频次数据绘制成柱状图或条形图,从而形成颜色直方图。该方法可用来描述不同色彩在整幅图像中所占的比例,通过比较颜色直方图的差异,可实现 2 幅图像间全局颜色分布特征的定量比较。颜色直方

图的计算方法如公式(4)所示。

$$hist_g = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \delta(f_{ij} - g), \forall g \in G \quad (4)$$

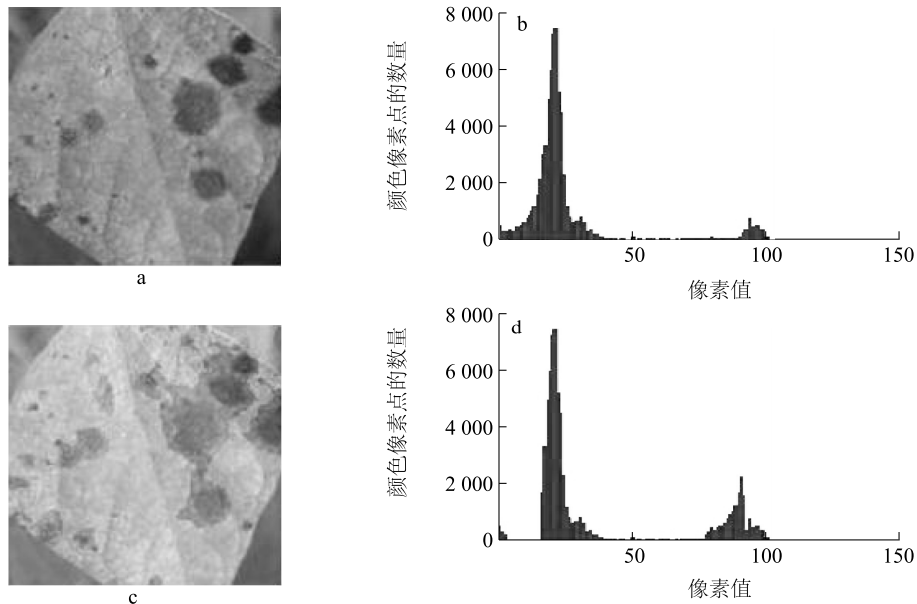
式中, $hist_g$ 为图像中颜色 g 出现的频率, M 为图像垂直方向上的像素行数, N 为图像水平方向上的像素列数, f_{ij} 为位于像素 (i, j) 的颜色值, G 为图像中的颜色集, $\delta(f_{ij} - g)$ 为指示函数 [当 $f_{ij} = g$ 时, $\delta(f_{ij} - g) = 1$; 若 $f_{ij} \neq g$, 则 $\delta(f_{ij} - g) = 0$]。

颜色直方图能够有效统计图像中各颜色像素点的数量。在颜色直方图中, X 轴代表像素值, Y 轴代表该颜色像素点的数量。颜色直方图可用于颜色组成分析, 准确表征图像的整体颜色分布特征; 此外, 通过颜色直方图可以量化不同颜色在图像像素点中的实际占比, 揭示图像中颜色的分布规律和变化趋势。

图 6a 为受链格孢菌感染的作物可见光图像, 主要由浅色(健康叶片区域)和深色(受病害影响的病

斑区域)组成。对应的颜色直方图如图 6b 所示, 颜色值主要集中在 2 个区域: 第 1 个峰值位于低色调区域, 表示健康叶片的绿色特征; 第 2 个峰值位于高色调区域, 对应病斑区域的颜色特征。

在对图 6a 的病斑区域进行高亮处理后(图 6c), 病斑面积显著增大, 病斑颜色更加突出, 病状特征更加明显。高亮处理后的颜色直方图如图 6d 所示, 病害区域的颜色特征得到进一步强化。叶片健康区域的颜色峰值显著降低, 而病斑区域的颜色峰值显著上升, 反映出病害区域像素比例的显著变化。通过高亮处理, 图像中病害区域的颜色分布特征得到显著增强, 而颜色直方图则实现了病斑颜色分布变化的定量表征。在此过程中, 颜色直方图能够捕捉高亮处理前后作物病斑颜色的动态变化特征, 强化病害区域的特征表达, 为作物病状的动态监测提供了参考。



a: 作物病状原始可见光图像; b: 作物病状原始可见光图像的颜色直方图; c: 作物病斑高亮处理后的图像; d: 作物病斑高亮处理后图像的颜色直方图。

图 6 作物病状可见光图像及其对应的颜色直方图^[38]

Fig.6 Visible light image of crop disease symptoms and corresponding color histogram^[38]

3.1.2 颜色矩 颜色矩是一种基于统计学的图像颜色分布描述方法, 被广泛应用于图像颜色特征的提取与表征。该方法将图像中的颜色分布信息以矩的形式进行表征, 主要包括一阶矩(均值)、二阶矩(标准差)和三阶矩(偏度)等^[39], 颜色矩能够有效反映图像颜色的分布特性, 可用于图像分类

等任务。对于可见光图像的 R、G、B 3 个颜色通道可以分别计算其一阶矩均值(μ)、二阶矩标准差(σ)、三阶矩偏度(S), 计算方法如公式(5)~公式(7)所示。

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_{i,j} \quad (5)$$

$$\sigma_i = \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - \mu_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

$$S_i = \left[\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - \mu_i)^3 \right]^{\frac{1}{3}} \quad (7)$$

式中, $p_{i,j}$ 为图像中第 j 个像素的第 i 个颜色分量, N 为图像中的像素个数, μ_i 表示第 i 个颜色分量的均值, σ_i 表示第 i 个颜色分量的标准差, S_i 表示第 i 个颜色分量的偏度。

一阶矩反映图像颜色的平均水平, 二阶矩反映颜色的分散程度, 三阶矩反映颜色分布的偏斜程度。颜色矩在作物病状的可见光图像识别研究中, 发挥着重要作用。Hessane 等^[40] 针对椰枣白皮病程检测和识别问题开展研究, 利用一阶矩、二阶矩、三阶矩等统计特征对健康叶片以及轻度感染、中度感染和重度感染 3 种不同病程阶段叶片进行分类。结果表明, 在现有图像特征基础上, 颜色矩的引入显著提高了分类器的性能, 分类准确率达到 98.29%^[40]。颜色矩通过捕捉椰枣树叶片中不同病程阶段的颜色特征的细微变化, 为病程分类提供了基础。该评价指标实现了健康叶片与轻度感染、中度感染和重度感染阶段叶片的精准区分, 为其他作物病害早期检测和精准防治提供了参考, 对减少农药使用、保障粮食作物安全具有重要意义。

3.1.3 颜色空间

3.1.3.1 颜色空间相关基础 颜色空间是由 3 个分量构建的空间坐标系, 通过 3 个分量的叠加来描述和表达不同的颜色。不同的颜色空间采用不同的颜色描述方式。常见颜色空间有 RGB 颜色空间、HSV 颜色空间、 $L^* a^* b^*$ 颜色空间等。RGB 颜色空间是最基本、最常用的颜色空间之一, 以 R、G、B 三基色为基础, 通过不同强度的叠加来产生各种颜色^[41]。在 RGB 颜色空间中, 颜色可表示为三维向量 (R, G, B) , 其中 R、G、B 的取值范围通常为 $[0, 255]$ 。HSV 颜色空间由色调 (H)、饱和度 (S)、明度 (V) 3 个分量组成, 接近人类对颜色的感知方式^[42]。由于 H 、 S 、 V 三分量均可在 HSV 色彩空间中进行独立调节, 能更直观地表征颜色特征, 因此在颜色特征表征方面 HSV 比 RGB 更具优势^[43]。 $L^* a^* b^*$ 颜色空间是基于人类视觉感知的颜色空间, 通过将颜色属性与其他属性分离开, 降低环境中光照强度变化对颜色感知的影响^[44], 从而减少光照强度变化对图像造成

的影响。颜色空间作为颜色特征的表征方式之一, 是作物病变的重要特征标志, 是作物病状可见光图像的主要评价指标, 在作物病状识别中具有较大的应用潜力。

3.1.3.2 利用颜色空间检测和识别作物病状可见光图像 张凯兵等^[45] 针对营养元素缺失的油菜叶片的识别问题, 将油菜叶片 RGB 颜色空间转换为 HSV 颜色空间, 提取了 HSV 空间中的色调 (H)、饱和度 (S) 和明度 (V) 3 个分量的直方图, 实现了对油菜叶片的正常、缺氮、缺磷、缺钾、缺硼等不同状态的准确识别。HSV 颜色空间的转换使油菜叶片颜色特征更直观且有效地反映叶片健康状况, 并实现了对具体病状的区分, 为其他作物病状的检测和识别提供了参考。

3.2 作物病害病状的纹理特征评价指标

3.2.1 基于灰度共生矩阵的作物病状评价指标

灰度共生矩阵 (GLCM) 是一种基于统计学的图像纹理特征描述方法^[46], 通过统计特征量化图像中像素间的空间关系及其灰度分布, 实现对图像纹理特征的表征。

3.2.1.1 灰度共生矩阵的常见参量 GLCM 被广泛用于作物病害检测中纹理信息的提取与表征。基于 GLCM 的纹理特征包括均值、中位数、众数、标准差、熵、对比度 (Con)、相关性、能量、均匀性、偏度、方差、平滑度、差矩逆^[47]。其中, 对比度、同质性 (Hom)、相关性 (Cor)、能量 (Eng) 和熵 (Ent) 等特征参数在作物纹理信息描述中具有重要应用价值。

①对比度 (Con)。对比度用于描述图像纹理中不同灰度级别之间的对比度, 反映图像的清晰度和纹理的沟纹深浅。对比度的具体计算方法如公式 (8) 所示。

$$Con = \sum_{i,j=0}^{level-1} P_{i,j} (i-j)^2 \quad (8)$$

式中, $P_{i,j}$ 表示灰度共生矩阵中灰度级 i 和灰度级 j 的像素对出现的概率; $level$ 为灰度级的范围 $[0, 255]$ 。

②同质性 (Hom)。同质性指灰度共生矩阵中各元素与相邻元素之间的相似度, 表征像素之间的相似性和连通性, 反映图像局部区域内灰度值的一致性和均匀性。同质性的具体计算方法如公式 (9) 所示。

$$Hom = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} \frac{P_{i,j}}{1+|i-j|} \quad (9)$$

③相关性 (Cor)。相关性用于描述图像纹理中

像素灰度级别的相关性,反映图像纹理的一致性,计算方法如公式(10)~公式(12)所示。

$$\begin{cases} \mu_i = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} i \times p_{i,j} \\ \mu_j = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} j \times p_{i,j} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \sigma_i = \sqrt{\sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} (i-\mu_i)^2 p_{i,j}} \\ \sigma_j = \sqrt{\sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} (j-\mu_j)^2 p_{i,j}} \end{cases} \quad (11)$$

$$Cor = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} p_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (12)$$

式中, μ_i 和 μ_j 和分别表示灰度共生矩阵在行方向和列方向的灰度均值; σ_i 和 σ_j 分别表示灰度共生矩阵在行和列方向灰度值的标准差。

④角二阶矩(ASM)。角二阶矩是灰度共生矩阵元素值的平方和,反映图像灰度分布的均匀度以及纹理的粗细度。具体计算方法如公式(13)所示。

$$ASM = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} p_{i,j}^2 \quad (13)$$

⑤能量(Eng)。在灰度共生矩阵中,能量与角二阶矩等价,均可用来量化图像灰度分布均匀程度和纹理粗细,具体计算方法如公式(14)所示。

$$Eng = \sqrt{ASM} \quad (14)$$

⑥熵(Ent)。熵用于表征图像纹理的非均匀程度或复杂程度。熵值越大,则图像中的纹理越复杂、信息量越大;熵值越小,则图像中的纹理越简单、信息量越小。熵的具体计算方法如公式(15)所示。

$$Ent = \sum_{i=1}^{level-1} \sum_{j=1}^{level-1} p_{(i,j)} \log_2 [p_{(i,j)} + \epsilon] \quad (15)$$

式中, ϵ 为接近0但大于0的常数。

⑦差异性(Dis)。差异性用于反映图像中局部灰度值的变化幅度,用于度量图像中相邻像素灰度值的差异,差异性越大,图像中灰度值波动越大,纹理特征越复杂。差异性的计算方法如公式(16)所示。

$$Dis = \sum_{i=0}^{level-1} \sum_{j=0}^{level-1} |i-j| p_{i,j} \quad (16)$$

3.2.1.2 利用 GLCM 特征识别作物病状可见光图像

通过计算作物可见光图像的各 GLCM 特征值,可从多个维度表征病状信息,实现不同病状的区分。表 3 为柠檬、橘子等柑橘类作物不同病状类型叶片的灰度共生矩阵特征值。由表 3 可见,柑橘类作物叶片在过度浇水以及感染黄龙病、溃疡病、炭疽病 4

种状态/病害下,过度浇水和感染溃疡病的能量值较高,分别为 0.97、0.96,表明两类图像区域较为均匀。相比之下,感染黄龙病的能量较低,为 0.89,表明其灰度分布相对不均匀;就熵而言,黄龙病的熵最高,为 0.40,表明其灰度分布最复杂,而其他状态/病害的熵相对较低,表明过度浇水以及感染溃疡病和炭疽病 3 种状态/病害下的叶片图像灰度分布较为规则;差异性在各状态/病害之间变化较小,炭疽病的差异性略高于其他病害;炭疽病的对比度达 0.80,显著高于其他 3 种状态/病害,可利用该特征值实现炭疽病与其他病害的有效区分。

灰度共生矩阵能量、熵、差异性、对比度等参量在柑橘类作物叶片的不同病状上存在差异,炭疽病因其较高的差异性和对比度而与其他病害或非生物胁迫状态形成显著区分,而黄龙病的熵较高,反映其灰度分布的复杂性。由此可见,利用灰度共生矩阵的各特征参数区分柑橘类不同病状类型具有可行性,可推广应用到其他作物病状可见光图像检测识别研究中。

表 3 柑橘类叶片不同病状类型图像的灰度共生矩阵特征值^[48]

Table 3 Eigenvalues of gray symbiotic matrix for images of different disease types of citrus leaves^[48]

状态/病害类型	能量	熵	差异性	对比度
过度浇水	0.97	0.02	0.04	0.28
黄龙病	0.89	0.40	0.03	0.30
溃疡病	0.96	0.08	0.07	0.41
炭疽病	0.95	0.11	0.12	0.80

3.2.2 基于局部二进制模式(LBP)的作物病状评价参数 局部二进制模式是一种用于纹理特征提取分析的算法^[49]。在植物病害特征评价中,可通过分析病害叶片图像的 LBP 特征来提供纹理信息。

3.2.2.1 LBP 的常见特征参量 ①邻域大小。LBP 运算符通过设置不同的邻域内采样点数(P)来捕捉不同尺度的纹理特征。基本 LBP 算法为 3×3 的正方形窗口,包含 1 个中心像素及其周围的 8 个邻域像素,可根据需要调整窗口大小。以中心像素灰度值(g_c)为阈值,依次将其邻域内的 P 个像素的灰度值(g_p)按照顺时针或者逆时针的顺序与 g_c 进行比较,若 $g_p \geq g_c$,则对应位置编码为 1;否则编码为 0,基于比较结果生成的二进制数经转换后得到对应的

十进制数,即为该窗口的 *LBP* 值。

②邻域形状。除传统的正方形邻域外,*LBP* 还可以扩展到圆形邻域,通过调整半径(R)和采样点数(P)来更灵活地捕捉纹理特征。圆形邻域可以更好地适应病斑的不规则形状,在作物病状的可见光图像分析中可能更为适用,具体计算方法如公式(17)~公式(18)所示。

$$x_p = x_c + R \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \quad (17)$$

$$y_p = y_c + R \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right) \quad (18)$$

式中, (x_p, y_p) 为第 p 个采样点的坐标, (x_c, y_c) 为中心像素坐标, R 为邻域的半径, P 为采样点的总数。

③纹理直方图。*LBP* 特征通常以直方图形式进行表征。先计算图像中每个像素基于其邻域像素的 *LBP* 值;统计每个 *LBP* 模式出现的次数;根据统计结果构建直方图,其中每个直方图区间(*bin*)对应 1 个 *LBP* 模式,*bin* 值是该模式出现的次数。

3.2.2.2 利用 *LBP* 特征检测和识别作物病状可见光图像 在作物可见光图像中,叶片纹理是反映其生长状态和健康状况的重要指标。*LBP* 特征通过量

化作物可见光图像中目标像素与其邻域像素的灰度值差异,实现局部纹理特征的提取。

Kanungo 等^[50]针对感染病害的水稻叶片识别问题,将病害叶片图像进行 $L^*a^*b^*$ 颜色空间转换,利用 a^* 平面提取感兴趣区域(ROI),使用局部二值模式生成 ROI 的特征向量,使用交叉相关方法计算输入图像的 *LBP* 特征向量与预定义的病害模板特征向量之间的相似度,达到了 92.4% 的识别准确率。*LBP* 特征在作物病害检测中的成功应用,为作物病状可见光图像的检测和识别提供了参考,证实了 *LBP* 特征作为病状评价指标的有效性。

3.3 不同特征参量的优点及局限性

颜色特征、纹理特征作为作物病状检测和识别的关键评价指标,在病状识别中发挥了重要作用。不同特征评价指标能够反映作物的病斑颜色、病斑大小等多维度病状信息。然而单一特征评价指标往往存在一定局限性,多特征评价指标结合可弥补单一特征参量的不足,捕捉更细微的病状信息,扩大适用范围,从而更准确地评估病状情况,为病害诊断提供基础支持。因此,本文对不同颜色特征和纹理特征的优缺点和局限性进行了总结(表 4),为作物病状的可见光图像评价指标体系的构建提供参考。

表 4 可见光图像的不同颜色特征、纹理特征在作物病状评价中的优点及局限性

Table 4 Advantages and limitations of different color and texture characteristics of visible light images in the evaluation of crop disease symptoms

特征	特征参量	优点	局限性
颜色特征	颜色直方图	①简单直观;②具有旋转、平移、尺度不变性	①无法表示颜色在图像中的空间分布信息;②对光照敏感;③数据量大时,难以区分相似颜色
	颜色空间	RGB 颜色空间:①简单直观、易理解;②数据格式便于硬件实现	①冗余信息较多;②计算量较大;③可能导致颜色分离时产生误分离
		HSV 颜色空间能准确反映人类对色彩的视觉感知,有利于颜色的精确分离和识别	通道转换增加了计算的复杂度
		$L^*a^*b^*$ 颜色空间的色差 (ΔE_{ab}^*) 与人眼感知一致,有助于描述和比较颜色差异	①计算复杂;②不能直接用于显示或打印,需要进行颜色空间转换;③对某些特殊颜色变化的敏感性不够高
	颜色矩	①计算方式简单;②特征向量维数低	①检索效率较低;②无法表示颜色在图像中的空间分布信息
纹理特征	GLCM 特征	①能全面描述均匀性、粗糙度、线性相关性等纹理特征;②可从多方向描述纹理特征	①计算复杂度高;②光照、参数设置等条件对特征提取结果影响较大;③与人类视觉模型脱节,不直观
	<i>LBP</i> 特征	①对光照变化不敏感;②计算简单高效;③能有效地描述图像局部边缘、斑点等纹理信息	①对噪声、图像位置敏感;②特征维度高,增加了计算复杂度和存储需求

RGB 为红-绿-蓝;HSV 为色调-饱和度-亮度; $L^*a^*b^*$ 为明度-红绿色度-黄蓝色度; ΔE_{ab}^* 为 $L^*a^*b^*$ 颜色空间中量化 2 个颜色感知差异的标准化度量指标;GLCM 为灰度共生矩阵;*LBP* 为局部二进制模式。

4 总结与展望

4.1 总结

可见光成像技术在作物病状检测领域展现出了

广阔的应用前景,尤其在病程识别与病害类型诊断方面,具有成本低、效率高和无损的优势。通过提取作物可见光图像的颜色特征和纹理特征,选用合适的病状评价指标,能够有效地区分健康作物与患病

作物,评估作物病程,为农业生产提供高效的病害检测工具。

在颜色特征方面,颜色直方图、颜色矩、HSV 和 $L^*a^*b^*$ 颜色空间均可作为作物病状可见光图像评价指标,有效表征作物健康状况。其中,颜色直方图可量化病斑颜色的分布变化,反映病斑的扩散情况;颜色矩可实现对不同病程作物的识别;基于 HSV 通道的直方图可区分作物的不同患病状态; $L^*a^*b^*$ 颜色模型对病斑复杂或颜色变化较大的作物病状具有较强的分辨力。在纹理特征方面,GLCM 特征和 LBP 特征是常用的作物病状可见光图像评价指标。基于作物可见光图像的灰度共生矩阵能量、熵、差异性、对比度等参数的差异,可识别作物的不同病状;LBP 特征计算简单且对光照强度变化具有鲁棒性,利用该特征指标,可实现作物病状的准确识别。

尽管当前颜色特征、纹理特征已在作物病状检测和识别中取得显著成果,但仍面临以下挑战。

(1) 病状特征的多样性与复杂性。颜色、纹理等病状特征因作物种类、环境条件、生长阶段、病害类型的不同而存在差异。当前的评价指标往往只能针对某一类病害进行评价,难以应对病状特征的多样化和相似病害的区分问题。

(2) 特征提取的局限性。当前常用的颜色特征和纹理特征虽能够有效表征病状,但仍存在局限。颜色特征虽可反映病斑变化,但在处理复杂的病斑或颜色变化较大的情况下,易受到光照变化的影响;纹理特征如 GLCM 虽然能够有效捕捉纹理信息,但在病斑复杂且具有较强相似性的情况下,难以实现高精度区分。

(3) 特征选择与融合的不足。现有研究虽尝试结合颜色特征和纹理特征,但多采用简单的特征拼接,难以实现不同特征之间的优势互补。不同特征之间的融合策略、选择性使用方式不够精细,限制了病害识别的精度和鲁棒性。对于颜色、纹理等多源数据的深度融合研究仍显不足。

(4) 缺乏统一的评价标准。目前,作物病状可见光图像评价指标尚未建立统一标准。不同的研究采用的特征提取方法和评价标准各异,导致研究结果难以有效对比和融合。同时,由于缺乏标准化的评估体系,病状检测系统的性能评估方法较为单一,影响其实际应用与推广。

4.2 展望

针对可见光图像的作物病状的检测和识别目前存在的病状多样且复杂、病状特征评价指标难以有效选择等问题,未来的研究应集中在以下方向:

(1) 多病害模型的统一优化。未来研究应致力于开发能够处理多种作物病害的通用识别模型,增加不同环境条件和作物生长阶段下的病害图像作为训练集,构建适应性强、准确度高的多功能评价指标体系,从而提升病害分类模型的普适性和识别精度。

(2) 鲁棒的光照自适应特征提取。针对颜色特征易受光照变化影响问题,未来的研究可深入探索基于光照不变的特征提取方法,结合深度学习方法进行端到端的图像处理,自动优化图像特征,从而提升病状识别的鲁棒性。

(3) 多特征深度融合技术。研究应聚焦于特征选择与融合方面的创新,深入挖掘不同特征指标的关联性和互补性,设计更加精细的颜色、纹理等特征的融合策略,更好地利用各特征评价指标的优势,进一步提高病害识别的准确度和系统的泛化能力。

(4) 标准化的病状评价指标体系建设。目前病害检测领域尚缺乏统一的评价标准,未来研究应着力于构建标准化的作物病状可见光图像评价指标体系,确保不同研究结果之间的可比性和可重复性,促进病害检测技术的实际应用与推广。

参考文献:

- [1] CHEN Z Y, WU R H, LIN Y Y, et al. Plant disease recognition model based on improved YOLOv5[J]. *Agronomy*, 2022, 12(2): 365.
- [2] KIM W S, LEE D H, KIM Y J. Machine vision-based automatic disease symptom detection of onion downy mildew[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 168: 105099.
- [3] SHIN J, CHANG Y K, HEUNG B, et al. A deep learning approach for RGB image-based powdery mildew disease detection on strawberry leaves[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 183: 106042.
- [4] TYAGI S, REDDY S R N, ANAND R, et al. Enhancing rice crop health: a light weighted CNN-based disease detection system with mobile application integration[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(16): 48799-48829.
- [5] AISHWARYA N, PRAVEENA N G, PRIYANKA S, et al. Smart farming for detection and identification of tomato plant diseases using light weight deep neural network[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(12): 18799-18810.
- [6] KAYA Y, GÜRSOY E. A novel multi-head CNN design to identify

- plant diseases using the fusion of RGB images[J]. *Ecological Informatics*,2023,75:101998.
- [7] SOEB M J A, JUBAYER M F, TARIN T A, et al. Tea leaf disease detection and identification based on YOLOv7 (YOLO-T) [J]. *Scientific Reports*,2023,13(1):6078.
- [8] SHOAB M, SHAH B, EI-SAPPAGH S, et al. An advanced deep learning models-based plant disease detection; a review of recent research[J]. *Frontiers in Plant Science*,2023,14:1158933.
- [9] NGUGI H N, EZUGWU A E, AKINYELU A A, et al. Revolutionizing crop disease detection with computational deep learning; a comprehensive review[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*,2024,196(3):302.
- [10] 韩 鑫,徐衍向,封润泽,等. 基于红外热成像和改进 YOLO v5 的作物病害早期识别[J]. *农业机械学报*,2023,54(12):300-307,375.
- [11] MUNJAL D, SINGH L, PANDEY M, et al. A systematic review on the detection and classification of plant diseases using machine learning[J]. *International Journal of Software Innovation*,2023,11(1):1-25.
- [12] HE J, LIU T, LI L J, et al. MFaster R-CNN for maize leaf diseases detection based on machine vision[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*,2023,48(2):1437-1449.
- [13] SINGH S, MISHRA S K, KUMAR H, et al. Plant quarantine and its importance in agriculture[M]. New Delhi: Delhi Veterinary Sciences Publishers, 2023: 255-266.
- [14] DEHPOUR A A, ALAVI S V, MAJD A. Light and scanning electron microscopy studies on the penetration and infection processes of *Alternaria alternata*, causing brown spot on *Minneola tangelo* in the West Mazandaran—Iran[J]. *World Applied Sciences Journal*, 2007, 2(1): 68-72.
- [15] ZHANG S W, HUANG W Z, WANG H X. Crop disease monitoring and recognizing system by soft computing and image processing models[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(41): 30905-30916.
- [16] AHMAD N, ASIF H M S, SALEEM G, et al. Leaf image-based plant disease identification using color and texture features[J]. *Wireless Personal Communications*,2021,121(2):1139-1168.
- [17] FAHRENTTRAPP J, RIA F, GEILHAUSEN M, et al. Detection of gray mold leaf infections prior to visual symptom appearance using a five-band multispectral sensor[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2019,10:628.
- [18] HUANG J R, LIAO H J, ZHU Y B, et al. Hyperspectral detection of rice damaged by rice leaf folder (*Cnaphalocrocis medinalis*) [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*,2012,82:100-107.
- [19] AHMED I, YADAV P K. Plant disease detection using machine learning approaches[J]. *Expert Systems*,2023,40(5):e13136.
- [20] GARCÍA AMARO E, CERVANTES CANALES J, GARCÍA LAMONT F, et al. Use of computer vision techniques for recognition of diseases and pests in tomato plants[J]. *Computación y Sistemas*, 2024,28(2):709-723.
- [21] HAYIT T, ERBAY H, VARÇIN F, et al. The classification of wheat yellow rust disease based on a combination of textural and deep features[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(30):11-19.
- [22] DAMAYANTI F, MUNTASA A, HERAWATI S, et al. Identification of Madura tobacco leaf disease using gray-level co-occurrence matrix, color moments and Naïve Bayes[J]. *Journal of Physics: Conference Series*,2020,1477(5):052054.
- [23] KHAN M A, ALGHAMDI M A. An intelligent and fast system for detection of grape diseases in RGB, grayscale, YCbCr, HSV and L* a* b* color spaces[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024,83(17):50381-50399.
- [24] LORANGER M E W, YIM W, ACCOMAZZI V, et al. Colour-analyzer; a new dual colour model-based imaging tool to quantify plant disease[J]. *Plant Methods*,2024,20(1):60.
- [25] LUNA-BENOSO B, MARTÍNEZ-PERALES J C, CORTÉS-GALICIA J, et al. Detection of diseases in tomato leaves by color analysis[J]. *Electronics*,2021,10(9):1055.
- [26] NAGI R, TRIPATHY S S. Plant disease identification using fuzzy feature extraction and PNN[J]. *Signal, Image and Video Processing*,2023,17(6):2809-2815.
- [27] KHADIDOS A O. Early plant disease detection using gray-level co-occurrence method with voting classification techniques[J]. *International Transactions on Engineering, Management, and Applied Sciences and Technologies*,2021,12:1-15.
- [28] SAHA S, AHSAN S M M. Rice leaf disease recognition using gray-level co-occurrence matrix and statistical features, December 17-19,2021[C]. Khulna, Bangladesh:IEEE, 2021:1-5.
- [29] AGUSTA S W, KASWIDJANTI W. The implementation of color feature extraction and gray level co-occurrence matrix combination in K-nearest neighbor classification method for tomato leaf disease identification[J]. *Telematika*,2023,20(2):250.
- [30] 赵 坚,鲍 浩,张 艳. 番茄早疫病可见光图像识别模型研究[J]. *江苏农业科学*,2024,52(12):209-217.
- [31] ALMADHOR A, RAUF H T, LALI M I U, et al. AI-driven framework for recognition of guava plant diseases through machine learning from DSLR camera sensor based high resolution imagery[J]. *Sensors*,2021,21(11):3830.
- [32] RACHMAD A, SYARIEF M, RIFKA S, et al. Corn leaf disease classification using local binary patterns (LBP) feature extraction [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, 2406(1): 012020.
- [33] DHAR P, RAHMAN M S, ABEDIN Z, et al. Classification of leaf disease using global and local features[J]. *International Journal of Information Technology and Computer Science*,2022,14(1):43-57.
- [34] BHAGAT M, KUMAR D, KUMAR S. Bell pepper leaf disease classification with LBP and VGG-16 based fused features and RF classifier[J]. *International Journal of Information Technology*, 2023,15(1):465-475.

- [35] INDIA B U, ANGAYARKANNI D, JAYASIMMAN L, et al. Leaf disease recognition using segmentation with visual feature descriptor[J]. ICTACT Journal on Image and Video Processing, 2022, 12(3):2624-2629.
- [36] SHRIVASTAVA V K, PRADHAN M K. Rice plant disease classification using color features; a machine learning paradigm [J]. Journal of Plant Pathology, 2021, 103(1):17-26.
- [37] KURMI Y, GANGWAR S. A leaf image localization based algorithm for different crops disease classification[J]. Information Processing in Agriculture, 2022, 9(3):456-474.
- [38] TRIVEDI V K, SHUKLA P K, PANDEY A. Automatic segmentation of plant leaves disease using Min-max hue histogram and k-mean clustering[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(14):20201-20228.
- [39] SHA W, HU K, WENG S Z. Statistic and network features of RGB and hyperspectral imaging for determination of black root mold infection in apples[J]. Foods, 2023, 12(8):1608.
- [40] HESSANE A, EL YOUSSEFI A, FARHAOUI Y, et al. A machine learning based framework for a stage-wise classification of date palm white scale disease[J]. Big Data Mining and Analytics, 2023, 6(3):263-272.
- [41] KOMYSHEV E G, GENAEV M A, AFONNIKOV D A. Analysis of color and texture characteristics of cereals on digital images[J]. Vavilov Journal of Genetics and Breeding, 2020, 24(4):340-347.
- [42] 许高建, 沈杰, 徐浩宇. 基于 Lab 颜色空间下的小麦赤霉病图像分割[J]. 中国农业大学学报, 2021, 26(10):149-156.
- [43] LUO X J, DENG Y G, HU Y X, et al. Research on *Bursaphelenchus xylophophilus* disease recognition based on HSV space [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2833(1):012012.
- [44] 曹英丽, 林明童, 郭忠辉, 等. 基于 Lab 颜色空间的非监督 GMM 水稻无人机图像分割[J]. 农业机械学报, 2021, 52(1):162-169.
- [45] 张凯兵, 章爱群, 李春生. 基于 HSV 空间颜色直方图的油菜叶片缺素诊断[J]. 农业工程学报, 2016, 32(19):179-187.
- [46] AIZHANOV A, NUGUMANOVA A. Crop classification using UAV multispectral images with gray-level co-occurrence matrix features [J]. Procedia Computer Science, 2024, 231:734-739.
- [47] RAHMAN S U, ALAM F, AHMAD N, et al. Image processing based system for the detection, identification and treatment of tomato leaf diseases[J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(6):9431-9445.
- [48] VEERENDRA G, SWAROOP R, DATTU D S, et al. Detecting plant diseases, quantifying and classifying digital image processing techniques[J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 51:837-841.
- [49] RAHADYAN D, HARTATI S, WAHYONO, et al. Classification of chili plant condition based on color and texture features [C]. Denpasar, Bali, Indonesia: IEEE, 2022:1-7.
- [50] KANUNGO P, GHANEM S, KUMARI S, et al. LBP feature based pest identification in rice crop [J]. Asia-Pacific Journal of Management and Technology, 2020, 1(1):30-35.

(责任编辑:陈海霞)